

基于 NLP - CNN 的重型燃气轮机 自适应滑模控制方法

李梁永¹, 梅小强², 郭东霞²

(1. 杭州华电江东热电有限公司, 浙江 杭州 310028;

2. 北京四方继保自动化股份有限公司仿真事业部, 北京 100085)

摘要:在重型燃气轮机自适应滑模控制的实际应用中, 由于模型不确定性和外部干扰的复杂性, 系统的鲁棒性可能仍然不足, 为此, 引入基于 NLP - CNN 技术对重型燃气轮机自适应滑模控制方法进行改进, 首先利用 NLP 对采集的燃气轮机运行数据进行转换, 再利用 CNN 的双卷积层, 结合激活函数, 提取出燃气轮机的多个状态特征, 再利用池化层对其进行降维, 输出燃气轮机的动态特性分析结果, 以提高燃气轮机的运行稳定性为控制目标, 计算燃气轮机的状态函数, 并确定相应的滑模面, 再设计自适应律, 从而完成对燃气轮机自适应滑模控制器的设计。以多虚拟同步机控制方法、RBF 神经网络控制方法以及该方法进行控制实验研究。实验结果表明, 该方法超调量平均值为 0.44, 远低于多虚拟同步机控制方法和 RBF 神经网络控制方法, 在实际应用中的控制性能较好。

关键词: NLP - CNN; 重型燃气轮机; 滑模面; 滑模控制器

中图分类号: U644. 131

文章编号: 1000 - 0682(2025)02 - 0082 - 05

文献标识码: A

DOI: 10. 19950/j. cnki. CN61 - 1121/TH. 2025. 02. 015

Adaptive sliding mode control method for heavy - duty gas turbine based on NLP - CNN

LI Liangyong¹, MEI Xiaoqiang², GUO Dongxia²

(1. Hangzhou Huadian Jiangdong NG Cogeneration Co., Ltd., Zhejiang Hangzhou 310028, China;

2. BEIJING SIFANG AUTOMATIONCO., LTD., Beijing 100085, China)

Abstract: In the practical application of adaptive sliding mode control for heavy - duty gas turbines, the robustness of the system may still be insufficient due to the complexity of model uncertainty and external interference. Therefore, NLP - CNN technology is introduced to improve the adaptive sliding mode control method for heavy - duty gas turbines. Firstly, NLP is used to convert the collected operating data of the gas turbine. Then, CNN's double convolutional layer is used, combined with the activation function, to extract multiple state features of the gas turbine. Finally, the pooling layer is used to reduce its dimensionality and output the dynamic characteristic analysis results of the gas turbine to improve its operating stability as the control objective. The state function of the gas turbine is calculated, and the corresponding sliding surface is determined. Finally, an adaptive law is designed. Thus, the design of an adaptive sliding mode controller for gas turbines is completed. Conduct control experimental research using multi virtual synchronous machine control method, RBF neural network control method, and this method. The experimental results show that the average overshoot of this method is 0.44, which is much lower than the multi virtual synchronous machine control method and RBF neural network control method. Its control performance is good in practical applications.

Keywords: NLP - CNN; heavy duty gas turbine; sliding surface; sliding mode controller

0 引言

重型燃气轮机作为大型动力装置,其控制系统的复杂性和精度要求远超过一般机械设备。传统控制方法虽然在某些工况下表现出一定的稳定性和可靠性,但在面对系统不确定性、非线性特性和外部干扰时,其控制效果往往难以达到预期^[1]。特别是当燃气轮机运行在变工况条件下,如负荷快速变化、燃料成分波动等,传统控制方法容易出现响应滞后、超调量大等问题,这对重型燃气轮机系统造成了极大的影响。

因此,在该背景下,不少研究学者对此展开了研究,并提出了自己的观点。文献[2]先对系统虚拟特性展开分析,设计合适的滑模面,结合虚拟惯量的整定判据,设计自适应律,分析系统的实时运行状态,并计算相应的系统增益函数,实现对系统的有效控制。但是此方法响应速度差。文献[3]提出了基于 RBF 神经网络的自适应滑模控制方法,通过分析机器人的运行状态,构建机器人动态学方程,在 RBF 神经网络的作用下,构建机器人运行函数,利用自适应控制器对运行轨迹进行跟踪,引入滑模控制理论,设计自适应控制策略,让系统状态沿着既定的滑模面滑动,从而得到最终的控制结果。该方法应用的 RBF 神经网络容易出现过拟合问题,导致方法的控制性能变差。文献[4]对车载超级电容系统进行详细建模,分析其电气特性,利用 RBF 神经网络,分析系统的非线性特性,计算其非线性函数,根据控制目标,设计合适的滑模面,并设计相应的自适应律调整控制器参数,再确定控制律,实现对电容系统状态的有效控制。该方法设计的滑模面能够在一定程度上削弱抖振,但完全消除抖振基本是不可能的,这就导致控制结果会存在一定偏差。文献[5]先对系统的输入输出数据进行充分收集和处理,基于无模型自适应算法,搭建相应的控制器,通过分析系统动态特性,设计控制策略,再设计迟滞切换逻辑,实现对制动和驱动算法的平滑切换,再引入模型预测算法,将其与控制器相结合,生成性能更高的控制算法,实现对系统的控制。该方法若设计的迟滞切换逻辑不严谨,将会导致其无法切换系统状态,控制精度变差。

在以往研究的基础上,该文设计了基于 NLP - CNN 的重型燃气轮机自适应滑模控制方法。该研究能够对燃气轮机运行数据深度挖掘和智能分析,进而为自适应滑模控制提供精确、实时的反馈信号,

避免模型不确定性和外部干扰问题,有效提升系统的鲁棒性。

1 重型燃气轮机自适应滑模控制方法设计

1.1 基于 NLP - CNN 的重型燃气轮机动态特性分析

利用传感器网络,从重型燃气轮机中收集实时和历史运行数据,该文中包括转速、功率输出、燃料流量等,并将收集到的数据进行标准化处理,提高数据的质量^[6]。

利用 NLP - CNN,对重型燃气轮机的动态特性进行分析。NLP - CNN 是将自然语言处理和卷积神经网络相结合的一种算法^[7],在分析燃气轮机动态特性时,利用 NLP 将燃气轮机的实时运行数据进行处理和转换,使其提高运行数据的准确性^[8]。NLP 的数据转换过程如下所示:

$$f_x \rightarrow t(X_i) * p_z * k_m \quad (1)$$

式中: f_x 表示利用 NLP 的数据转换结果; X_i 表示原始的重型燃气轮机实时运行数据; $t(\quad)$ 表示转换函数; p_z 表示数据向量化; k_m 表示数据的比例缩放参数。

再利用 CNN,转换后的数据中提取出重型燃气轮机的运行状态特征^[9]。其提取过程如图 1 所示。

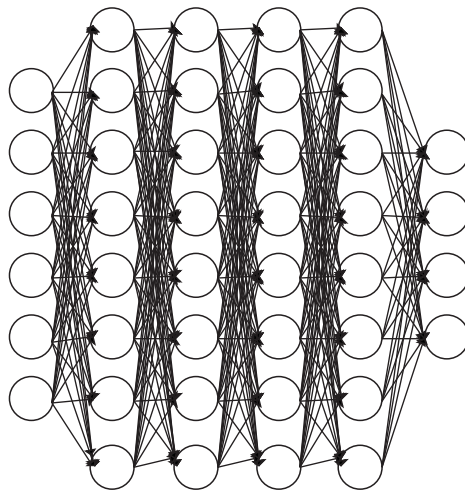


图 1 基于 CNN 提取燃气轮机运行状态特征的具体过程

如图 1 所示,将 NLP 转换后的运行状态数据作为输入变量,先后通过两个卷积层,并在卷积层对其进行卷积操作,结合激活函数,初步提取数据的特征。在池化层中,降低提取特征的维度,并筛选出其中的关键特征。在全连接层中,将提取出的关键特征映射到另一维度中,从而输出相应的特征提取结果^[10]。在上述过程中,卷积层操作过程如下:

$$\begin{cases} C_{ij} = f_x \sum_m \sum_n K(m, n) * I_{m+i, n+j} * J_h \\ K = \frac{H_i - H_f}{S_k + 1} \\ J_h = a_t * \alpha_x \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^z e^{x_j}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: C_{ij} 表示 CNN 网络的卷积过程; K 表示的 CNN 中卷积层的卷积核; (m, n) 表示双卷积层的维度; $I_{m+i, n+j}$ 表示卷积深度; J_h 表示激活函数; H_i 表示输入变量的属性值; H_f 表示输入变量的平均值; S_k 表示卷积的窗口宽度; a_t 表示输入变量的梯度值; α_x 表示学习率; x_i 和 x_j 分别表示变量的概率分布。

再对其进行池化操作, 其具体池化过程如下所示:

$$W_c = C_{ij} * \frac{G_j - G_c}{g_c + 1} \quad (3)$$

式中: W_c 表示池化层的输出结果; G_j 表示双卷积层的输出结果; G_c 表示初始变量值; g_c 表示池化窗口。

在池化层的作用下, 筛选出数据的关键特征, 再通过全连接层将筛选出的特征进行映射, 从而输出重型燃气轮机的关键运行状态特征, 实现对燃气轮机的动态特性分析^[11]。其燃气轮机动态特性分析结果如下所示:

$$\begin{cases} D_m = \sum_{i=1}^c \delta_i T_i \\ T_i = \sum_{j=1}^b W_c * f(g_j) \end{cases} \quad (4)$$

式中: D_m 表示燃气轮机的动态特性综合值; T_i 表示燃气轮机的动态特征; δ_i 表示燃气轮机动态特征对应的权重值; c 表示提取的动态特征数量; $f(g_j)$ 表示全连接层的映射函数。

1.2 重型燃气轮机滑模面设计

根据公式(4)中对燃气轮机动态特性的分析结果, 以提高燃气轮机的稳定性为控制目标, 设计相应的燃气轮机滑模面。燃气轮机的稳定性可以通过多个指标展现, 如燃气轮机的涡轮温度、耗油率、负荷变化、热力学效率等^[12]。

在设计时, 需要结合多个指标, 并考虑燃气轮机的动态特性, 由此建立相应的燃气轮机状态函数, 从而确定相应的滑模面^[13]。燃气轮机状态函数的具体计算公式如下所示:

$$\dot{b} = (A_b + \Delta A_b) * D_m + (C_b + \Delta C_b) * d + f_b \quad (5)$$

式中: \dot{b} 表示燃气轮机的状态变量; A_b, C_b 分别表示由外界干扰因素导致的燃气轮机不确定性矩阵; d 表示燃气轮机的调度参数; f_b 表示外部干扰项的干扰函数。

分析燃气轮机的状态变化情况, 选择合适的滑模面。滑模面将燃气轮机的状态空间分为两部分, 即燃气轮机稳定状态与未稳定状态。利用滑模面将燃气轮机的未稳定状态转换成稳定状态^[14]。其设计的滑模面具体如图 2 所示。

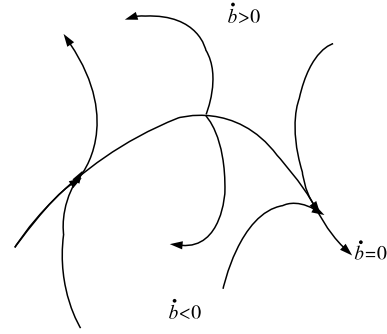


图 2 滑模面

如图 2 所示, 在滑模面的作用下, 将燃气轮机状态划分为两个状态, 通过调整相应参数, 促进滑模面两个状态互相靠近。其设计的滑模面具体如下所示:

$$S_h = \kappa_1 e_k + \kappa_2 \frac{\partial e_k}{\partial t} + \kappa_3 \int_0^t e_k dt + \alpha_c \dot{b} d e_k \quad (6)$$

式中: S_h 表示设计的滑模面函数; e_k 表示燃气轮机的状态误差; α_c 表示误差参数; t 表示控制周期; κ_1 表示线性系数; κ_2 表示滑模面在误差空间中的形状系数; κ_3 表示滑模面在误差空间中的方向系数。

1.3 重型燃气轮机自适应滑模控制器设计

根据公式(6)中设计的滑模面, 设计相应的自适应律^[15]。其设计的自适应律如下所示:

$$\begin{cases} U_z = -S_h * (G_h C_b)^{-1} [G_h A_b + h(t) * \text{sgn}(s)] \\ h(t) = \rho_a \|G_h\|_1 \|D_m\|_1 + \rho_b \|G_h\|_2 \|D_m\|_2 + \\ \rho_c \|G_h\|_3 \|D_m\|_2 + \eta_h \end{cases} \quad (7)$$

式中: U_z 表示设计的自适应律; G_h 表示滑模面的系数矩阵; $h(t)$ 表示燃气轮机的不确定性变量函数; s 表示滑模切换函数; ρ_a, ρ_b, ρ_c 分别表示燃气轮机的自适应参数; η_h 表示随机常数。

由此, 设计相应的控制器。其设计的燃气轮机自适应滑模控制器如下所示:

$$K_q = \frac{k_s * \rho_m * M_l * (U_z + S_h)}{u_e + u_q} \quad (8)$$

式中: K_q 表示设计的燃气轮机自适应滑模控制器; k_s 表示控制强度参数; ρ_m 表示控制增益; M_l 表示控制输入变量; u_e 表示等效控制函数; u_q 表示切换控制函数。

利用该公式,实现对燃气轮机的运行状态的控制,以便更好地控制燃气轮机的稳定性,确保重型燃气轮机的稳定运行。

2 实验测试

2.1 实验准备

将某重型燃气轮机作为研究对象,该燃气轮机型号为 M701F4。其具体结构如图 3 所示。

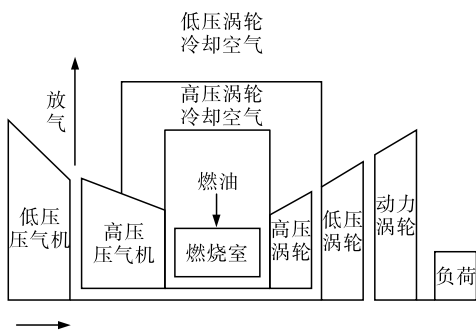


图 3 燃气轮机的具体结构

如图 3 所示,该燃气轮机的功率为 20 000 kW,其热效率最高为 38.7%,压气比为 14.8,其进气温度为 288 K,出气温度为 520 K。

基于该重型燃气轮机,展开仿真实验测试。设置的仿真实验参数如下:Ubuntu 18.04 LTS 为操作系统,TensorFlow 为深度学习框架,spaCy、NLTK 等为 NLP 库,Simulink 表示仿真软件,Visual Studio Cod 表示软件编码。

实验中需构建能够运行 NLP - CNN 的实验环境,设定实验参数。如表 1 所示。

表 1 实验参数

实验参数	参数设置
维度	256
卷积核大小	2
步长	1
CNN 参数	卷积窗口宽度 S_k
	2
	输出通道
	32
	池化层窗口 g_c
	2
	学习率 α_x
	0.01
	控制周期 t
	24 h
	随机常数 η_h
	0.45

续表 1

实验参数	参数设置
线性系数 κ_1	0.23
形状系数 κ_2	0.43
方向系数 κ_3	0.33

利用设计的方法采集燃气轮机的运行情况。其具体运行过程如图 4 所示。

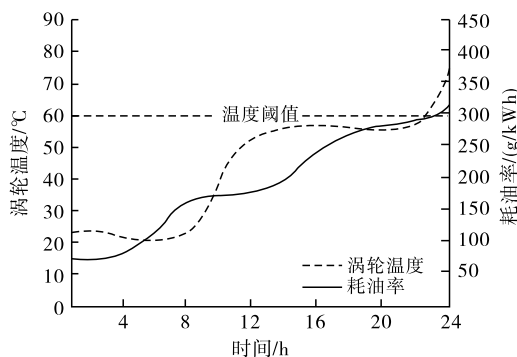


图 4 M701F4 燃气轮机的运行情况

如图 4 所示,随着燃气轮机运行时间的增长,其涡轮温度和耗油率逐渐升高,其中,涡轮温度超过了其本身的温度阈值,这会导致涡轮自身的性能下降,甚至引起故障,耗油率过高则会导致燃气轮机的成本过高,从而导致其运行的不稳定性。

此外,设置对比实验。其中,该文设计的方法为方法 1,多虚拟同步机系统的自适应滑模变结构控制方法为方法 2,基于 RBF 神经网络的上肢外骨骼康复机器人自适应控制方法为方法 3。通过对比上述三种方法在实际应用中的效果,验证该文方法的性能。

2.2 实验结果讨论

利用三种方法对燃气轮机进行控制,统计控制后燃气轮机的运行稳定性,对比三种方法的控制性能。燃气轮机超调量是指系统在受到控制作用或外部扰动后,输出响应超过其新的稳态值的程度。超调量是衡量控制系统动态性能的一个重要指标,它反映了系统的稳定性和响应速度。超调量越小,说明系统的稳定性越好,因为系统输出在受到扰动后能够较快地恢复到稳态,而不发生大幅度的波动。超调量 W_d 的计算公式通常如下:

$$W_d = \frac{F_A - W_T}{W_T} \quad (9)$$

式中:峰值值是指系统输出响应达到的最大值,用 F_A 表示;稳态值是指系统在新的稳态下的输出值,用 W_T 表示。三种方法的控制结果如图 5 所示。

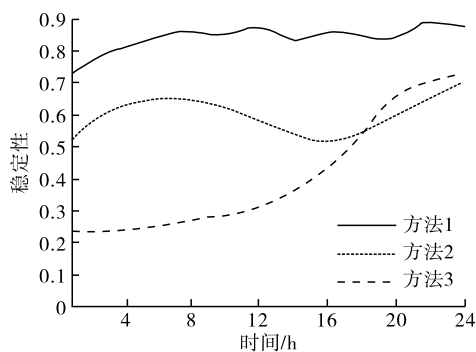


图5 三种方法的控制结果

例如,对于时间为 8 h 下,该文方法的稳态下的输出值为 100 MW,该文方法下系统输出响应达到的最大值,即峰值为 186 MW,此时该文方法的超调量为 0.86。如图 5 所示,方法 1 的稳定性远高于其余两种方法,在实际应用中控制效果较好,且在运行过程中,方法 1 能够更好地控制燃气轮机运行状态的变化,控制性能较佳。

为进一步验证上述三种方法的在实际应用中的效果,以方法的超调量为评价指标,对比三种方法的控制性能。其具体对比结果如表 2 所示。

表2 三种方法的超调量

实验次数	方法 1	方法 2	方法 3
1	0.12	5.45	12.36
2	0.33	5.36	14.25
3	0.54	6.21	15.12
4	0.45	5.99	13.25
5	0.39	5.75	14.15
6	0.42	6.12	12.36
7	0.38	6.33	13.29
8	0.54	7.21	12.24
9	0.24	6.45	15.32
10	0.25	6.33	14.15

如表 2 所示,方法 1 的超调量数值较低,平均值为 0.44,远低于方法 2 的 5.89、方法 3 的 12.57,在实际应用中的控制性能较好。

3 结束语

综上所述,该方法巧妙融合了自然语言处理(NLP)的先进理念与卷积神经网络(CNN)的强大特征提取能力,为燃气轮机控制领域带来了创新性的解决方案。通过实时分析并适应燃气轮机运行中的复杂多变工况,该方法不仅提升了控制系统的响应速度与精度,还显著增强了系统的鲁棒性和稳定性,为燃气轮机在电力、工业等领域的高效运行提供

了坚实保障。

参考文献:

- [1] 樊帆,郑皓,史浩东,等.深水清淤机械臂阀控液压缸的加速干扰自适应滑模控制方法[J].哈尔滨工程大学学报,2023,44(10):1849-1856.
- [2] 袁敞,毕嘉亮,陈虎,等.多虚拟同步机系统的自适应滑模变结构控制方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(08):26-36.
- [3] 于世伟,鲁守银,李志鹏,等.基于RBF神经网络的上肢外骨骼康复机器人自适应控制方法[J].计算机时代,2023,45(10):83-88.
- [4] 王晓侃,王琼.车载超级电容系统的RBF神经网络自适应鲁棒滑模控制方法[J].中南民族大学学报(自然科学版),2022,41(01):59-63.
- [5] 江浩斌,冯张棋,洪阳珂,等.应用于车辆纵向控制的无模型自适应滑模预测控制方法[J].汽车工程,2022,44(03):319-329.
- [6] 张红义,呼木吉乐图.电压跌落下的双馈风力发电机网侧变流器自适应变惯量控制方法[J].微电机,2023,56(10):49-54.
- [7] 丁晟,赵大兴,许万,等.基于工业机器人的焊缝参数自适应控制方法[J].湖北工业大学学报,2023,38(05):19-24.
- [8] 祝文星,王立辉,田栢苓.基于有限时间观测器的四旋翼无人机积分滑模控制方法[J].中国惯性技术学报,2023,31(12):1244-1253.
- [9] 李中奇,张俊豪,唐博伟.高速列车精确停车的超扭曲非奇异终端滑模控制方法[J].铁道学报,2023,45(12):83-91.
- [10] 黄国凯.外部常值干扰下的永磁同步电机速度环滑模控制方法[J].重庆科技学院学报(自然科学版),2023,25(06):100-106.
- [11] 赵凯辉,易金武,刘文昌,等.一种永磁同步电机无模型超螺旋快速终端滑模控制方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(22):88-98.
- [12] 王策,杨升,张磊,等.基于指数增益迭代学习的机械臂二阶滑模控制方法[J].化工自动化及仪表,2023,50(05):644-651.
- [13] 马振九,夏春明,赵彤彤,等.基于非线性干扰观测器的模糊自适应滑模控制[J].自动化仪表,2023,44(11):32-39.
- [14] 赵明翰,周郁,赵桂军,等.纵向双轮平衡车滑模控制设计与仿真[J].自动化技术与应用,2022,41(03):7-11+34.
- [15] 刘子阳,江卫华,胡为兵.虚拟同步发电机惯量和阻尼参数模糊自适应控制策略[J].电气应用,2022,41(09):16-21.